The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	オプティカルフロー検出に基づく混雑環境下における仮想ゲート通過人数推定手法
Author(s)	水嶋, 未来; 谷口, 義明; 長谷川, 剛 他
Citation	研究会講演予稿. 2014, 269, p. 133-139
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/70605
rights	Copyright © (社) 電子情報通信学会 2014
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

オプティカルフロー検出に基づく混雑環境下における仮想ゲート通過人数推定手法

水嶋 未来† 谷口 義明†† 長谷川 剛†† 中野 博隆†† 松岡 茂登††

† 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒 565–0871 大阪府吹田市山田丘 1 –5
†† 大阪大学 サイバーメディアセンター 〒 560–0043 大阪府豊中市待兼山町 1–32
E-mail: †m-mizusm@ist.osaka-u.ac.jp, ††{y-tanigu,hasegawa,nakano,matsuoka}@cmc.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年，動画像フレームから得られたオプティカルフロー数に基づき混雑環境下における歩行者密度を推定する手法が注目を集めている．本稿では，混雑環境下において，動画像中に設定した直線状の仮想ゲートを通過する歩行者数をオプティカルフロー検出に基づき推定する手法を提案する．提案手法では，動画像フレームから得られるオプティカルフローのうち，仮想ゲートを跨ぐように抽出されるオプティカルフローを仮想ゲートを通過する歩行者数の推定に用いる．また，誤検出や背景画像から抽出されたと考えられるオプティカルフローを削除することにより，推定精度の向上を図る．複数の実動画像を用いた評価を行い，仮想ゲートを通過したオプティカルフロー数と歩行者数との相関係数が 0.856 以上になることを示す．また，提案手法を用いることにより，歩行者数推定の平均相対誤差が 0.068 以下となることを示す．
キーワード 歩行者数推定，動画像，オプティカルフロー，仮想ゲート，特徴点

Counting pedestrians passing through a line in crowded scenes by extracting optical flows

Miki MIZUSHIMA†, Yoshiaki TANIGUCHI††, Go HASEGAWA††,
Hirotaka NAKANO††, and Morito MATSUOKA††

† Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University,
1–5, Yamadaoka, Suita-shi, Osaka, 560–0871, Japan
†† Cybermedia Center, Osaka University
1–32, Machikaneyama-cho, Toyonaka-shi, Osaka, 560–0043, Japan
E-mail: †m-mizusm@ist.osaka-u.ac.jp, ††{y-tanigu,hasegawa,nakano,matsuoka}@cmc.osaka-u.ac.jp

Abstract Recently, pedestrian density estimation in crowded scenes based on optical flow extraction has attracted much attention. In this report, we propose a counting method of pedestrians passing through a specific line, called counting line, in crowded scenes. In our proposed method, optical flows whose segment crosses the counting line are used for estimation. In addition, we delete optical flows detected falsely or extracted from background image. Through experimental evaluations using actual video sequences, we show that the correlation coefficient between the number of optical flows and the number of pedestrians passing through the counting line is more than 0.856. We also show that the mean relative error of our proposed method is less than 0.068.
Key words pedestrian counting, video sequence, optical flow, counting line, good feature

1. はじめに

駅や空港などの施設での安全管理，道路の交通整理などのための監視業務，イベント会場や街頭での歩行者数の調査など，さまざまな分野で歩行者数計測に対する需要がある．例えば，駅や空港などの交通機関で，利用者数を計測しておけば緊急時やダイヤの乱れがあるような場合に利用者数に応じた対策を実施できる．また，公共施設やオフィスビルで入退場者数を計測することで，利用者数にあわせた警備や省電力制御などを行う建物管理が可能となる [1]．これらの歩行者数に関する情報は，ド

アや通路などの特定の領域を通過した歩行者を数えることで得ることが可能である．目視による歩行者数計測は，人員コストがかかること，混雑環境下における正確な歩行者数計測が困難であることなどの問題があるため，自動的に歩行者数計測を行う技術が注目を集めている．

自動的に歩行者数計測を行う手法として，カメラで撮影した映像に動画像処理技術を用いる手法が広く研究されている．カメラ映像を用いた歩行者数推定手法は照明や天候の影響を受けやすいという欠点があるが，カメラの設置条件の自由度が高く，計測場所から離れた場所からでも撮影が可能である等の利点がある．また，既に監視目的に利用されているカメラの映像を流用できれば，導入コストを低減できる．そのため，動画像処理に基づいて撮影領域内の歩行者密度を推定する手法[1-13]や，撮影領域中のある領域（建物やエレベータの入り口，エスカレータなど）を通過した歩行者数を計測する手法[14-19]が多く提案されている．従来の歩行者密度および歩行者数計測手法の主流は歩行者検出に基づく手法[3, 19, 11, 12, 4]である．これらの手法では，動画像フレーム内から各歩行者を検出することにより歩行者密度や歩行者数を計測する．しかしながら，歩行者検出に基づく手法は，歩行者密度が高く，オクルージョンが頻繁に発生するような混雑した環境下では精度が大きく低下する．

それに対し，動画像から得られる特徴量に基づいて，歩行者密度[1, 2, 5-10, 20-26]や歩行者数[14-18]を推定する手法が注目を集めている．これら特徴量に基づく手法[1, 2, 5-10, 14-18]では，前景ピクセルの量[14, 13]やオプティカルフロー数[2, 6]などのさまざまな特徴量を動画像から抽出し，事前学習により求めた特徴量と歩行者との関係に基づいて歩行者密度や歩行者数を推定する．特徴量に基づく手法は，混雑環境下においても歩行者密度や歩行者数を推定できることに加え，歩行者検出に基づく手法と比べて単純であるという利点がある．特徴量に基づく手法の多くは歩行者密度推定を対象としたものである．[6]では，特徴量としてオプティカルフロー数を用いた歩行者密度の推定手法を提案している．この手法では，事前学習により動画像フレームから得られるオプティカルフローの数と歩行者密度の関係を線形近似することにより，動画像中の歩行者密度を推定する．歩行者数計測技術に関するワークショップ PETS[27]における共通のデータセットを用いた比較評価の結果，本手法は，特に混雑環境下で，他の手法に比べて高い精度で歩行者密度を推定できることが示されている．

一方，特徴量に基づく歩行者数推定手法は，歩行者密度推定手法と比べて研究例が少ない．特徴量に基づく歩行者数推定手法としては，前景領域のサイズと前景領域内のオプティカルフロー数の組み合わせを用いて特定の線を通過する歩行者数を推定する手法[14]や，特徴点の軌跡を用いて特定の線を通過する歩行者数を推定する手法[16]，前景ピクセルを用いて特定の領域の混雑度合いと通過する歩行者数を推定する手法[18]などがあるが，オプティカルフロー数のみを特徴量として用いる歩行者数推定に関しては十分に議論されていない．

我々の研究グループでは，特徴量に基づく手法における有効な特徴量を同一環境下で比較評価し，その結果，混雑環境下においてはオプティカルフロー数が有効な特徴量であること，また，オプティカルフロー数のみを用いることで，複数の特徴量を組み合わせる場合と比較して遜色のない性能を出せることを示した[28]．このため，本稿では，オプティカルフロー数を用いて動画像中に設定された直線状の仮想的なゲート（以降，仮想ゲートと称する）を通過した歩行者数を推定する手法を提案する．動画像中の各フレーム内の歩行者密度が高くオクルージョンが頻繁に発生するような混雑した環境を想定する．提案手法では，まず動画像フレームから特徴点を検出し，特徴点を始点とするオプティカルフローを抽出する．オプティカルフローのうち，仮想ゲートを跨ぐように抽出されたオプティカルフローを歩行者数推定に用いる．また，誤検出や背景画像から抽出されたと考えられるオプティカルフローを削除することにより，推定精度の向上を図る．本稿では，複数の動画像を用いて提案手法の評価を行う．

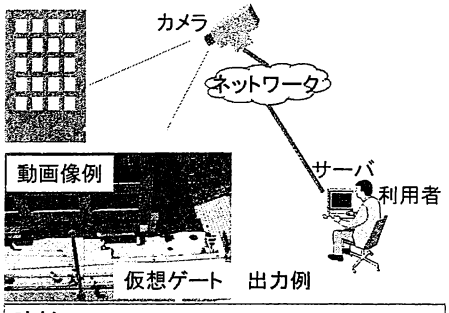
本稿の構成は以下の通りである．まず 2. 章で関連研究について述べる．3. 章で，本稿で想定する歩行者数推定システムについて説明する．4. 章で提案手法を述べ，5. 章で性能評価の説明を行う．最後に 6. 章でまとめと今後の課題について述べる．

2. 関連研究

動画像処理に基づく歩行者数計測は，近年のコンピュータ技術の発展，OpenCV[29]などのオープンソースの動画像処理ライブラリの普及に伴い，注目を集めている．動画像処理に基づく歩行者数計測においては，動画像中で歩行者同士が重なる隠ぺい問題[30]が知られており，特に混雑環境下での歩行者数の計測精度の向上が大きな課題である．

動画像処理を利用した歩行者数推定手法としては物体の質感を意味するテクスチャや，モデル，オプティカルフローを用いる手法がある．テクスチャを用いる手法[20-22]では，テクスチャの模様が一様であるような移動物体によって，隠ぺい問題が発生する場合においても歩行者数を計測可能な手法を提案している．しかしテクスチャを用いる手法では，人の外観は一般的には一様ではないので人数計測においては計測精度が低くなると考えられる．また，[23-25]では，人の形状に関するモデルを作成し，それに基づいて移動領域を抽出することで，隠ぺい問題が生じる環境においても歩行者数を計測可能な手法を提案している．しかし，モデルを用いる手法では，人のような非剛体である移動物体を検出する場合には，精度が低下すると考えられる．

混雑環境下での歩行者数推定手法としては，カメラを真上に設置することで隠ぺいの発生を回避する手法[26]がある．しかしこの手法では，カメラを設置出来る場所



時刻	30	35	42
累計仮想ゲート通過歩行者数	1	3	4

図1 歩行者数推定システム

が建物の出入口や建物内に限定される．複数のカメラを使用して，それぞれのカメラの情報から歩行者の3次元上での位置を得ることで隠ぺい問題を解消している手法もある．しかしながら，複数のカメラで得られた動画像の対応点を特定するのが困難であり，また，システムが複雑になるという欠点を持つ．

動画像処理に基づく歩行者数推定手法の提案は多数行われているが，多くの場合，異なる条件，動画像で評価されているため比較が困難であるという問題がある．そのため，歩行者数計測技術に関するワークショップ PETS においては，共通のデータセットを与えることにより，提案される手法間の比較を可能としている．PETS 2009 ワークショップでは，[6] で提案されている手法を使うことにより高い精度で歩行者密度を推定できることが示されている [31]．[6] においては，オプティカルフローの数に基づき動画像中の歩行者密度を推定する手法が提案されている．

本稿では，仮想ゲートを通過する歩行者数の推定を対象として，オプティカルフロー数に基づく歩行者数推定手法を提案する．

3. 仮想ゲート通過人数計測システム

図1に，本稿で対象とする仮想ゲート通過人数計測システムを示す．本システムでは，まず，人数の計測を行いたい場所を含む対象領域を固定カメラを用いて撮影する．撮影した動画像はサーバに転送，記録される．利用者は動画像中の所望の位置に通過人数計測を行うための直線状の仮想ゲートを設定する．本稿では簡単のため仮想ゲートは1本であるとする．仮想ゲートはビルの出入り口や通路など，人数計測を行いたい領域に設定されるものとする．サーバでは，特定の時刻までに仮想ゲートを通過した歩行者数を推定し，利用者に表示する．次章で，仮想ゲート通過人数推定手法を提案する．

4. 仮想ゲート通過人数推定手法

本章では，仮想ゲート通過人数推定手法を提案する．提案手法の概要は以下のとおりである．まず，動画像中の前景領域から特徴点を検出する．次に，特徴点を始点とするオプティカルフローのうち，仮想ゲートを跨ぐように抽出されたオプティカルフローを取り出す．さらに，誤検出や背景画像から抽出されたと考えられるオプティカルフローを削除する．その後，[6] と同様に，事前学習によって得られたオプティカルフロー数と実際の歩行者数との相関関係を用い，歩行者数を推定する．

以降，動画像中の i 番目のフレームを f_i，フレーム f_i の j 番目の特徴点を $p_{i,j}$，特徴点 $p_{i,j}$ を始点とするオプティカルフローを $o_{i,j}$ と表記する．また，仮想ゲートの始点と終点の座標をそれぞれ (x_{ga}, y_{ga})，(x_{gb}, y_{gb}) と表記する．

4.1 特徴点の抽出

提案手法では，まず，[7] と同様に，動画像フレームの前景領域から特徴点を検出する．前景領域の抽出には背景差分法 [32] を用いる．背景差分法では，照明変化の影響を軽減するために，式 (1) のように重みづけした指数移動平均の計算を行い，背景画像の輝度値を得る．

$$\overline{w}_{i,x,y} = (1-\mu)\overline{w}_{i-1,x,y} + \mu w_{i,x,y} \tag{1}$$

ここで，$w_{i,x,y}$ はフレーム f_i の座標 (x, y) の輝度値，$\overline{w}_{i,x,y}$ は背景画像における座標 (x, y) の輝度値，μ は平滑化係数を表す．フレーム f_i の輝度値と背景画像の輝度値の差分 $|w_{i,x,y} - \overline{w}_{i,x,y}|$ がしきい値 w_d より大きければ，点 (x, y) が前景領域に含まれると判断する．

このようにして得られた前景領域に対して，Shi-Tomasi 手法 [33] を用いて特徴点の検出を行う．Shi-Tomasi 手法では，輝度値の固有値が閾値を超えた画素を特徴点として検出する．以降，フレーム f_i において得られた特徴点集合を $\mathcal{P}_i = \{p_{i,1}, p_{i,2}, \cdots, p_{i,r_i}\}$ と表記する．r_i はフレーム f_i において得られた特徴点の数である．

4.2 オプティカルフローの抽出

次に，フレーム f_i における特徴点 $p_{i,j} \in \mathcal{P}_i$ の次フレーム f_{i+1} における位置を推定することで，オプティカルフロー集合 $\mathcal{O}_i = \{o_{i,1}, o_{i,2}, \cdots\}$ を抽出する．位置推定には Lucas-Kanade 法 [34] を用いる．Lucas-Kanade 法は以下の仮定の下でオプティカルフローを抽出する．

- フレーム f_i と f_{i+1} の間で，移動物体の明るさは変化しない．
- フレーム f_i から f_{i+1} の間で，移動物体の移動距離は一定範囲以内に収まる．
- フレーム f_i 中で，(x_i, y_i) と (x_i+1, y_i+1) のように同じ移動物体内の隣接する点は，フレーム f_{i+1} においても隣接する．

本稿では，オプティカルフローの始点から終点をつないだ線をオプティカルフローセグメントと呼ぶ．

仮想ゲートを通過した歩行者数を推定するため，仮想ゲートとオプティカルフローセグメントが交差するオプティカルフローのみを歩行者数推定に用いる．次式 (2), (3) を同時に満たす場合，オプティカルフロー $o_{i,j}$ のオプティカルフローセグメントは，仮想ゲートと交差すると判断する．

$$((x_{ga}-x_{gb})(y^e_{i,j}-y_{ga})+(y_{ga}-y_{gb})(x_{ga}-x^e_{i,j}))$$
$$((x_{ga}-x_{gb})(y^s_{i,j}-y_{ga})+(y_{ga}-y_{gb})(x_{ga}-x^s_{i,j}))$$
$$\leqq 0 \quad (2)$$
$$((x^e_{i,j}-x^s_{i,j})(y_{ga}-y^e_{i,j})+(y^e_{i,j}-y^s_{i,j})(x^e_{i,j}-x_{ga}))$$
$$((x^e_{i,j}-x^s_{i,j})(y_{gb}-y^e_{i,j})+(y^e_{i,j}-y^s_{i,j})(x^e_{i,j}-x_{gb}))$$
$$\leqq 0 \quad (3)$$

ここで，$(x^s_{i,j}, y^s_{i,j})$ はオプティカルフロー $o_{i,j}$ の始点座標であり，$(x^e_{i,j}, y^e_{i,j})$ は終点座標である．オプティカルフローセグメントが仮想ゲートと交差しない場合，オプティカルフロー $o_{i,j}$ をオプティカルフロー集合 $\mathcal{O}_i$ から削除する．

4.3 誤検出や背景画像に起因するオプティカルフローの除去

誤検出や動画像中の背景画像に起因するオプティカルフローが抽出されることがあるため，提案手法では，下記のように誤検出や背景画像に起因するオプティカルフローを削除する．まず，抽出したオプティカルフロー $o_{i,j} \in \mathcal{O}_i$ のオプティカルフロー長 $l_{i,j}$ を次式 (4) により求める．

$$l_{i,j} = \sqrt{(x^e_{i,j}-x^s_{i,j})^2+(y^e_{i,j}-y^s_{i,j})^2} \quad (4)$$

オプティカルフロー長 $l_{i,j}$ が以下の条件式 (5) を満たさない場合，オプティカルフロー $o_{i,j}$ は誤検出されたものとして $\mathcal{O}_i$ から削除する．

$$l_{min} < l_{i,j} < l_{max} \quad (5)$$

l_{min}，l_{max} はそれぞれ許容可能なオプティカルフロー長を決めるための最小と最大の閾値であり，事前学習用動画像から，最適な値を求めて設定する．

また，背景画像に含まれる特徴点から抽出されるオプティカルフローの影響を減らすため，提案手法では，事前学習用動画像を用いて背景画像の影響を受ける座標を次のように求める．まず，動画像フレーム中の座標 (x, y) に対して，事前学習用動画像から抽出されたオプティカルフローの始点座標あるいは終点座標として選択される頻度 $h(x, y)$ を求める．その後，頻度が次式を満たす座標を，背景画像の影響を受ける座標とする．

$$h(x,y) > \sigma + 3\bar{h} \quad (6)$$

ここで，$\bar{h}$，σ は頻度の平均値および標準偏差である．このようにして得られた背景画像の影響を受ける座標に，始点あるいは終点が含まれるオプティカルフローは，背景画像の影響を受けているものとし，削除する．

4.4 仮想ゲート通過人数推定

前節までで得られたオプティカルフローから仮想ゲート通過人数を推定する．動画像開始フレームからフレーム f_i まで間の累計仮想ゲート通過歩行者数を次式により求める．

$$\hat{n}_i = \left\lfloor \rho \sum_{k=1}^{i} c_k \right\rfloor \quad (7)$$

表 1　動画像の諸元

	Video 1	Video 2	Video 3
撮影場所	大阪大学	大阪大学	横断歩道
累計歩行者数	10	19	39
フレームレート [fps]	29.97	29.97	29.97
累計フレーム数 [frames]	640	640	640
解像度 [pixel]	720×480	720×480	720×480
1 人あたりの平均オプティカルフロー数	9.80	7.79	8.08

ここで，$c_k = |\mathcal{O}_k|$ はフレーム f_k におけるオプティカルフロー数，ρ は 1 つのオプティカルフロー当たりの平均人数を表すパラメータである．ρ は学習用動画像から次式のように求める．

$$\rho = \frac{n_{d_{lrn}}}{\sum_{i=1}^{d_{lrn}-1} c_i} \quad (8)$$

ここで，$n_{d_{lrn}}$ は学習用動画像中の累計仮想ゲート通過歩行者数，d_{lrn} は学習用動画像のフレーム数を表す．

5. 性能評価

5.1 評価環境

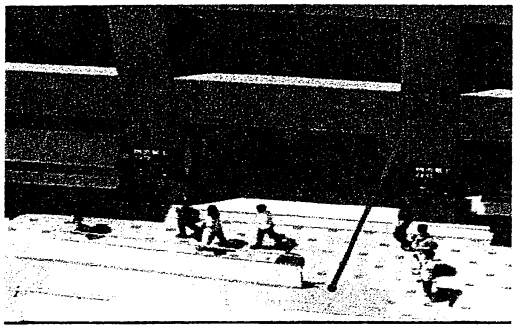
本稿では，提案手法の基本特性を確かめるため，表 1 に示す 3 種類の動画像を用いて評価を行った．動画像のスナップショットを図 2 に示す．video 1，video 2，video 3 の順に歩行者数が多く，また，歩行者密度およびオクルージョンの発生頻度が高くなる．video 2 および video 3 は混雑した環境となっている．video 1 および video 2 は大阪大学サイバーメディアセンター 7F から歩道を撮影した動画像である．video 3 は東京の横断歩道を撮影した動画像である．どの動画像においても，歩行者は仮想ゲートに対して両方向に移動する．実際の歩行者数は歩行者の胴体部分の中心が仮想ゲートを通過した際にカウントを行っている．提案手法を Visual C および Open CV 2.1 を用いて実装し，市販の PC (Intel Core i7-2600 CPU 3.40 [GHz]，メモリ 8.00 [GB]，Microsoft Windows 7 Professional) 上で実行した．実験で使用した提案手法のパラメータの値を表 2 に示す．

5.2 オプティカルフロー数に関する調査

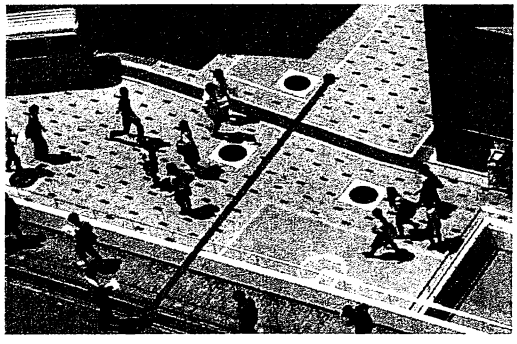
まず，歩行者数推定にオプティカルフロー数を使うことの評価を行うため，各歩行者から得られるオプティカルフロー数を目視により調査した．図 3 に仮想ゲートを通過した各歩行者から得られたオプティカルフロー数のヒストグラムを示す．図 3 からわかるようにヒストグラムの形はわずかに凸型でオプティカルフロー数のとる値の範囲は広い．これは，歩行者から得られる特徴点の数が，服や持ち物，オクルージョン等の影響を影響を受けるこ

表 2　パラメータの値

μ	0.05
w_d	128
l_{min}	0.2 [pixel]
l_{max}	25.0 [pixel]



(a) Video 1



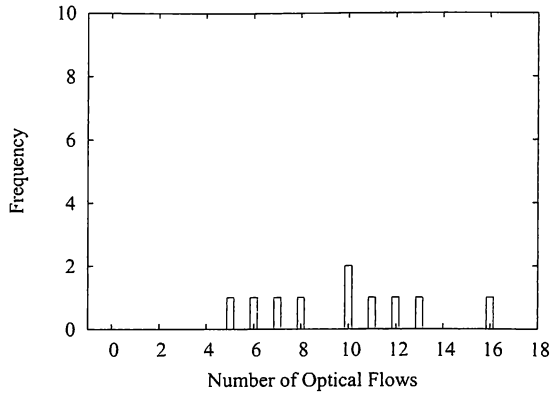
(b) Video 2

(c) Video 3

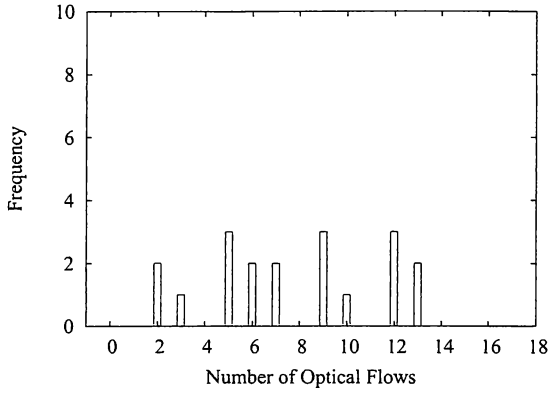
図 2　評価に用いた動画像 (青線：仮想ゲート)

とによる．video 3 では歩行者密度が高く，オクルージョンが頻繁に発生するため，歩行者 1 人あたりから得られるオプティカルフロー数のばらつきは video 1 や video 2 と比較して大きい．歩行者 1 人あたりのオプティカルフロー数のばらつきを抑える方法としては，似たような複数のオプティカルフローをクラスタ化によって 1 つのオプティカルフローとみなすことが考えられる．例えばウォード法を用いて距離の近いオプティカルフロー同士をまとめることが考えられるが，詳細な検討は今後の課題としたい．

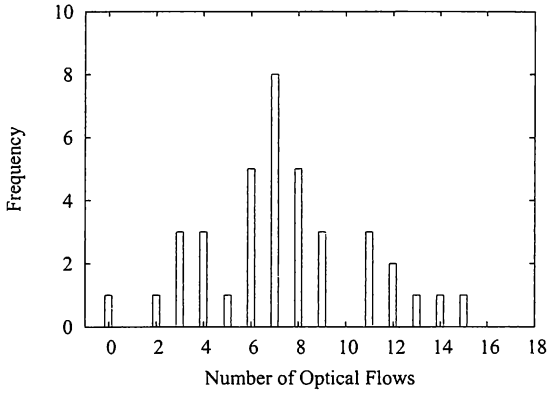
次に，仮想ゲートを通過した歩行者集団に着目し，歩行者数とオプティカルフロー数の間の関係の調査を行った．各動画像を仮想ゲート上に前景画像が検出されないタイミングで複数の小動画像に分割し，各小動画像における歩行者数とオプティカルフロー数の相関係数を求めた．表 3 にオプティカルフロー数と歩行者数の間の相関係



(a) Video 1



(b) Video 2



(c) Video 3

図 3　歩行者から得られたオプティカルフロー数のヒストグラム

数を示す．背景画像に起因するオプティカルフローの除去処理を行ったものと行わなかったものをあわせて示している．video 3 に関しては，小動画像に分割できなかったため，結果を掲載していない．video 1 ではオクルージョンの頻度が少ないため，video 2 と比べて相関係数が高い．前述のとおり各歩行者から得られたオプティカルフロー数のばらつきは大きいが，表 3 より，歩行者集団に着目した場合には，オプティカルフロー数と歩行者数の間に高い

表3 オプティカルフロー数と歩行者数の間の相関係数

	Video 1	Video 2
相関係数（ノイズ除去なし）	0.891	0.715
相関係数（ノイズ除去あり）	0.891	0.856

表4 提案手法の推定誤差

	Video 1	Video 2	Video 3
MAE（ノイズ除去なし）	0.680	0.652	1.011
MAE（ノイズ除去あり）	0.680	0.491	0.941
MRE（ノイズ除去なし）	0.068	0.034	0.026
MRE（ノイズ除去あり）	0.068	0.026	0.024

正の相関があることがわかる．これらの結果から，歩行者数推定にオプティカルフロー数を用いることが有効であるといえる．また，video 2 に注目すると，背景画像に起因するオプティカルフローの除去処理を行うことでオプティカルフロー数と歩行者数の間の相関係数が高くなることがわかる．なお，video 1 においては，背景画像に起因するオプティカルフローがなかったため，相関係数に変化はない．これにより，背景画像に起因するオプティカルフローの除去が有効であるといえる．

5.3 歩行者数推定精度の評価

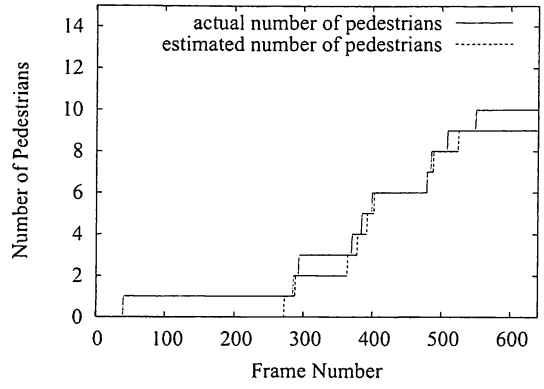
次に，提案手法の計測精度の評価を行う．本稿では，提案手法の評価指標として，次式で定義されるフレームあたりの平均絶対誤差 MAE と平均相対誤差 MRE を用いる．

$$MAE = \frac{1}{d_{end} - d_{start}} \sum_{i=d_{start}}^{d_{end}} |\hat{n}_i - n_i|$$

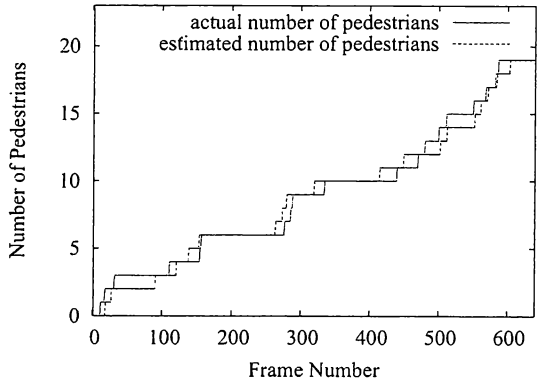
$$MRE = \frac{1}{d_{end} - d_{start}} \sum_{i=d_{start}}^{d_{end}} \frac{|\hat{n}_i - n_i|}{n_i}$$

ここで，d_{start} および d_{end} は評価に用いる動画像フレームの開始番号と終了番号である．$\hat{n}_i$ はフレーム f_i までの推定仮想ゲート通過人数の累計，n_i は目視により観察したフレーム f_i までの実際の仮想ゲート通過人数の累計である．MAE も MRE も値が小さいほど，高精度な計測を行えることを示す．本稿では，提案手法の基本的な特性を評価するため，各動画像の全体を学習用動画像として用いた．

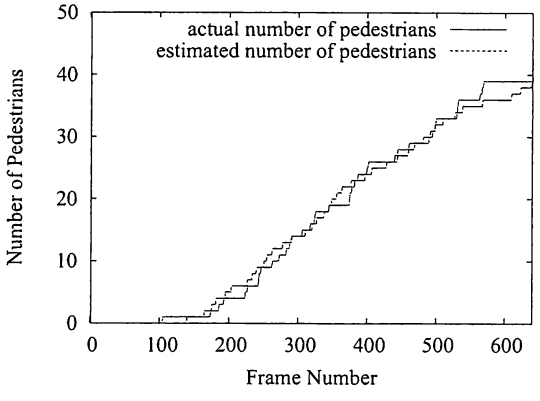
図4に，実際の歩行者数と提案手法による推定歩行者数を示す．また，表4に提案手法の MAE と MRE を表している．表中，背景画像に起因するオプティカルフローの除去処理を行ったものと行わなかったものをあわせて示している．video 2 および video 3 では，背景画像に起因するオプティカルフローの除去処理を行うことで，MAE と MRE が小さくなっていることから，背景画像に起因するオプティカルフローの除去の有効性が確認できる．video 1 と video 2 の MAE および MRE を比較すると，前節で述べたように video 1 のオプティカルフロー数と歩行者数の相関係数は高いにも関わらず，MAE と MRE が大きい．これは，図4からわかるように，video 1 の 30 フレーム付近で仮想ゲートを通過した一人目の歩行者を提案手法で推定し損ねたことと，その後 270 フレーム付近まで他の歩行者が通過



(a) Video 1



(b) Video 2



(c) Video 3

図4 累計仮想ゲート通過歩行者数

しなかったことによる．一人目の歩行者の推定に失敗したのは，一人目の歩行者から得られるオプティカルフロー数が一人あたりの平均オプティカルフロー数よりも少なかったためである．このような環境の推定精度を改善するために，式(7)において四捨五入を行うことが考えられるが，詳細な検討は今後の課題の1つとしたい．

video 3 では，提案手法の MAE が評価に用いた動画像の中で最大値となっているが，これは動画像中の歩行者数が多いためである．一方，video 3 が最も混雑した環境を撮

影した動画像であるにも関わらず，video 3 における提案手法の MRE は，他の 2 つの動画像の MRE よりも小さい．以上より，提案手法は混雑した環境下における歩行者推定に適していると考えられる．

6. まとめと今後の課題

本稿では，混雑した環境下において仮想ゲートを通過した歩行者数を推定するためにオプティカルフロー数を用いる手法を提案した．複数の実動画像を用いた評価を行い，オプティカルフロー数と歩行者数との相関係数が 0.856 以上になることを示した．さらに，提案手法の平均相対誤差が 0.068 以下となることを確認した．

今後の課題としては，提案手法と他の歩行者数推定手法との比較を行う必要がある．また，[7] のようにオプティカルフローのクラスタ化を行い，提案手法の精度向上を図りたいと考えている．

文　献

[1] H. Fradi and J. Dugelay. Low level crowd analysis using frame-wise normalized feature for people counting. In *Proceedings of IEEE WIFS 2012*, pp. 246–251, December 2012.

[2] D. Conte, P. Foggia, G. Percannella, F. Tufono, and M. Vento. A method for counting people in crowded scenes. In *Proceedings of IEEE AVSS 2010*, pp. 225–232, August 2010.

[3] G. J. Brostow and R. Cipolla. Unsupervised bayesian detection of independent motion in crowds. In *Proceedings of IEEE CVPR 2006*, pp. 594–601, June 2006.

[4] N. Dalal, B. Triggs, and C. Schmid. Human detection using oriented histograms of flow and appearance. In *Proceedings of ECCV 2006*, pp. 428–441, May 2006.

[5] G. Antonini and J.P. Thiran. Counting pedestrians in video sequences using trajectory clustering. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 16, No. 8, pp. 1008–1020, August 2006.

[6] A. Albiol, M. J. Silla, A. Albiol, and J. M. Mossi. Video analysis using corner motion statistics. In *Proceedings of IEEE PETS 2009*, pp. 31–37, June 2009.

[7] S. Fujisawa, G. Hasegawa, Y. Taniguchi, and H. Nakano. Pedestrian counting in video sequences based on optical flow clustering. *International Journal of Image Processing*, Vol. 7, No. 1, pp. 1–16, February 2013.

[8] H. Fradi and J. Dugelay. People counting system in crowded scenes based on feature regression. In *Proceedings of EUSIPCO 2012*, pp. 136–140, August 2012.

[9] E. Bas, A. M. Tekalp, and F. S. Salman. Automatic vehicle counting from video for traffic flow analysis. In *Proceedings of IEEE IVS 2007*, pp. 392–398, June 2007.

[10] Y. Hou and G. Pang. Automated people counting at a mass site. In *Proceedings of IEEE ICAL 2008*, pp. 464–469, September 2008.

[11] M. Enzweilar and D. M. Gavrila. Monocular pedestrian detection: Survey and experiments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 12, pp. 2179–2195, December 2009.

[12] W. Ritter D. Paulus R. Arndt, R. Schweiger and O. Lohlein. Detection and tracking of multiple pedestrians in automotive applications. In *Proceedings of Inteligent Vehicles Symposium 2007*, pp. 13–18, June 2007.

[13] Z. S. J. Liang A. B. Chan and N. Vasconcelos. Privacy preserving crowd monitoring: Counting people without people model or tracking. In *Proceedings of IEEE CVPR 2008*, pp. 1–7, June 2008.

[14] Y. Benabbas, N. Ihaddadene, T. Yahiaoui, T. Urruty, and C. Djeraba. Spatio-temporal optical flow analysis for people counting. In *Proceedings of IEEE AVSS 2010*, pp. 212–126, August 2010.

[15] C. Chen T. Chen and D. Wang. A cost-effective people-counter for passing through a gate based on image processing. In *Proceedings of ICIC 2009*, pp. 785–800, March 2009.

[16] D. Lamovsky and R. Sadykhov. Method of pedestrians traffic assessment based on analysis of video data in surveillance systems. In *Proceedings of MIPRO 2010*, pp. 704–706, May 2010.

[17] T. Yang, Y. Zhang, D Shao, and Y. Li. Clustering method for counting passengers getting in a bus with single camera. *Optical Engineering*, Vol. 49, No. 3, pp. 1–10, March 2010.

[18] K. Ng S. Srivastava and E. Delp. Crowd flow estimation using multiple visual features for scenes with changing crowd densities. In *Proceedings of IEEE AVSS 2011*, pp. 246–251, August 2011.

[19] Y. C. Zeng S. W. Sun D. Y. Chen, C. W. Su and H. Y. M. Liao. An online people counting system for electronic advertising machines. In *Proceedings of ICME 2009*, pp. 1262–1265, July 2009.

[20] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on PAMI 2002*, Vol. 24, No. 7, pp. 971–987, July 2002.

[21] S. Bileschi and L. Wolf. A unified system for object detection, texture recognition, and context analysis based on the standard model feature set. In *Proceedings of BMVC 2005*, September 2005.

[22] M. Heeikkilä and M. Pietikäinen. A texture-based method for modeling the background and detection moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 4, pp. 657–662, April 2006.

[23] T. Zhao and R. Nevatia. Tracking multiple humans in complex situations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 9, pp. 1208–1221, September 2004.

[24] T. Zhao and R. Nevatia. Tracking multiple humans in crowded environment. In *Proceedings of IEEE CVPR 2004*, pp. 406–413, June 2004.

[25] B. Wu and R. Nevatia. Tracking of multiple, partially occluded humans based on static body part detection. In *Proceedings of IEEE CVPR 2006*, pp. 951–958, June 2006.

[26] R. Eshel and Y. Moses. Homography based multiple camera detection and tracking of people in a dense crowd. In *Proceedings of IEEE CVPR 2008*, pp. 1–8, June 2008.

[27] Pets 2013. available at `http://pets2013.net/`.

[28] T. Tanoue, Y. Taniguchi, G. Hasegawa, and H. Nakano. Multiple regression analysis of explanatory variables for pedestrian counting in video sequences. In *Proceedings of IIEEJ 2013*, No. 264, pp. 37–44, February 2013.

[29] Opencv.jp. available at `http://opencv.jp/`.

[30] K. Baba, T. Enohara, and Y. Yuasa. Pedestrian traffic measurement system using computer vision. *TOSHIBA review*, Vol. 61, No. 12, December 2006.

[31] A. Ellis, A. Shahrokni, and J. Ferryman. Overall evaluation of the PETS2009 results. In *Proceedings of IEEE PETS 2009*, June 2009.

[32] A. Elegammal, D. Harwood, and L. Davis. Nonparametric model for background subtraction. In *Proceedings of IEEE CVPR 2000*, pp. 751–767, June 2000.

[33] J. Shi and C. Tomasi. Good features to track. In *Proceedings of IEEE CVPR 1994*, pp. 593–600, June 1994.

[34] D. Lucas and K. Takeo. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *Proceedings of the 1981 DARPA Image Understanding Workshop*, pp. 121–130, April 1981.